

Иерархическая временная память как модель восприятия и её автоматное представление

А.И. Панов¹⁾, А.В. Петров²⁾

¹⁾ *Институт системного анализа Российской академии наук
Россия, 117312, г. Москва, пр. 60-летия Октября, 9
E-mail: pan@isa.ru*

²⁾ *Рыбинский государственный авиационный технический университет им.
П.А.Соловьева
Россия, 152934, г. Рыбинск, ул. Пушкина, 53
E-mail: gmdidro@gmail.com*

Аннотация: В работе представлена модель одной из когнитивных функций человека – восприятия. В качестве базового алгоритма обучения выбран один из алгоритмов предсказательной памяти – иерархическая временная память (Hierarchical temporal memory, HTM). Продемонстрирована сводимость данного алгоритма к функционированию иерархии распознающих автоматов специального вида. Приведены результаты модельных экспериментов по распознаванию серии простых изображений.

Введение

В последнее время в работах по искусственному интеллекту и компьютерному зрению повышенное внимание уделяется так называемым биологически правдоподобным алгоритмам и архитектурам [1]. Такие алгоритмы в первую очередь направлены на то, чтобы с теми или иными ограничениями смоделировать работу определённой когнитивной функции человека. Во многих случаях по эффективности работы такие алгоритмы уступают самым актуальным узко специализированным процедурам («state-of-the-art»), хотя при специальной оптимизации и некотором ослаблении требования точного следования моделируемому процессу, из них становится возможным получить высококлассные эффективные алгоритмы [2]. Ключевой особенностью биологически правдоподобных алгоритмов является их универсальность и более слабые требования к объёму обучающих выборок. Во многих из них не требуется специального подбора параметров, что часто представляет в классических подходах отдельную исследовательскую задачу.

Особенно ярко различие в описанных двух подходах проявляется в задачах распознавания объектов на

изображениях и видеопотоке, которые соответствуют моделям такой когнитивной функции человека, как восприятие. Решением задачи распознавания в классическом случае является разработка высокоэффективных алгоритмов технического зрения, нацеленных на высокую вероятность распознавания при минимуме ошибок первого и второго рода. При этом, однако, приоритет отдаётся достижению данных показателей в ущерб инвариантности и обобщённости алгоритма. А высокое качество работы таких алгоритмов зачастую требует обучения на выборках значительных объёмов.

В случае же биологически правдоподобной модели восприятия основным критерием качества системы является не близкая к 100% вероятность распознавания, а биологическое и психофизиологическое правдоподобие процесса решения задачи. Этот критерий выбран для достижения основной цели – получения обобщенных и инвариантных алгоритмов, способных решать поставленные задачи без необходимости их масштабного обучения.

К системам распознавания, моделирующим процесс восприятия, можно отнести такие системы как временная хеббовская самоорганизующаяся карта

(THSOM) [3], адаптивная запоминающе-предсказывающая структура (AMPF) [4], система адаптивного резонанса (ART) [5], иерархическая временная память (Hierarchical temporal memory, HTM) [6].

Иерархическая временная память (ИВП) и алгоритм её обучения были предложены Дж. Хокиносом и Д. Георгом в 2004 году и получили широкое распространение как в научных исследованиях в этой области, так и в практических работах. На данный момент она является одной из самых разработанных биологически правдоподобных моделей восприятия и существует большое количество её реализаций, отличающихся друг от друга как техническими, так и принципиальными моментами. В данной работе описание алгоритма будет следовать классическому описанию ИВП [7], особенности его реализации в настоящем исследовании будут раскрыты ниже.

1. Структура и алгоритм работы иерархической временной памяти

Вначале опишем систему, реализующую алгоритм ИВП, в терминах общих процедур, а затем перейдём на уровень их реализации и опишем ИВП в терминах нейросетевой парадигмы.

Структурно ИВП состоит из узлов, объединенных в иерархию. Каждый узел выполняет один и тот же алгоритм. В иерархии можно выделить слои узлов. Узлы нижнего слоя принимают в качестве входной информации сенсорные данные (битовые вектора или вектора действительных чисел). Выход узла подается на вход узла следующего слоя.

Алгоритм функционирования узла состоит из двух шагов. На первом шаге узел связывает входной вектор с одной точкой из множества точек квантования (представляющих обобщенные пространственные паттерны входной информации). Если у узла есть 100 точек квантования, узел назначает каждой из 100 точек квантования вероятность того, что текущая входная информация соответствует рассматриваемой точке квантования.

На втором шаге узел ищет обобщенные последовательности точек квантования. Узел представляет каждую

последовательность в виде единого паттерна. По мере поступления входных данных во времени, узел назначает этим паттернам значение вероятности того, что текущая входная информация является частью каждой из последовательностей. Набор индексов этих паттернов для последовательностей является выходом узла и передается вверх по иерархии родительскому узлу или нескольким узлам, в зависимости от структуры иерархии. Другими словами, узел строит гипотезы о входных данных и определяет причины на основе последовательностей входных данных.

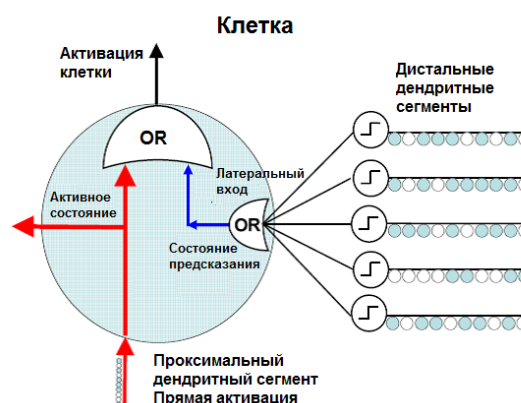


Рисунок 1 – Клетка и её соединения

В терминах нейросетевой парадигмы ИВП представляет собой модель коры головного мозга человека. ИВП состоит из иерархии регионов. Каждый из регионов образован двумерной матрицей колонок, а каждая из колонок имеет несколько клеток. Все клетки одной колонки объединены проксимальным дендритным сегментом, который соединен через синапсы с определенным участком входного вектора. Каждая из клеток имеет несколько латеральных (дистальных) дендритных сегментов, которые связывают её с близлежащими клетками одного региона. Синапсы клеток имеют бинарный показатель активности и перманентности (пороговая характеристика, показывающая подключен ли синапс в данный момент или нет). Структура клетки и её соединения показаны на рисунке 1.

В работе Дж. Хокинса и Д. Георга построена процедура соотнесения описания ИВП в терминах абстрактных процедур и описания в нейросетевой парадигме [8].

Отметим, что в отличие от классического описания ИВП [8] в

настоящей работе используется также обратная связь между узлами (регионами). Направление связи - от верхних слоев к нижним. Обратная связь моделирует ожидание того или иного паттерна на входе.

2. Обучение иерархической временной памяти

Обучение иерархической временной памяти требует подачи на вход согласованных во времени последовательностей данных. Процесс обучения удобно описать в терминах общих процедура, а именно с помощью теории марковских процессов.

При поступлении очередного вектора входных данных узлы сети вычисляют значения вероятности того, насколько схожи входной вектор и ранее запомненные вектора. На начальном этапе сеть запоминает все отличающиеся вектора, при этом ёмкость памяти ограничена.

Кроме запомненных входных векторов узлы сети хранят граф переходов от одного вектора к другому. Вершинами графа являются сохраненные вектора, а переходы описывают вероятность появления во входной последовательности двух входных векторов друг за другом. В процессе кластеризации узел разбивает множество вершин графа на группы. Разбиение осуществляется таким образом, чтобы вершины одной группы имели высокую вероятность следования во входных последовательностях. В качестве такого алгоритма временной кластеризации может быть использована классическая иерархическая кластеризация (Agglomerative Hierarchical Clustering [9]).

3. Результат обучения иерархической временной памяти

Получающаяся в результате работы алгоритма обучения ИВП структура данных в каждом узле иерархии может быть представлена в виде набора специальных битовых матриц предсказания Z_i^j размера $q_i^j \times h_i^j$, где i - индекс узла, а j - уровень иерархии, к которому принадлежит данный узел. Здесь h_i^j играет роль характерного времени распознавания признаков из входного вектора и равняется

максимальному размеру кластеров, полученных в результате работы временного кластеризатора; q_i^j - размерность входного вектора. Таким образом, каждая матрица предсказания соответствует некоторому запомненному временному паттерну. Каждый t -ый столбец матрицы представляет собой предсказание того, какие элементы входного вектора должны быть ненулевыми для того, чтобы данный паттерн был распознан.

Процесс использования таких матриц в процессе работы ИВП, когда процесс обучения закончен и матрицы сформированы, может быть представлен в терминах теории автоматов. Пусть подмножества множества Z_i^j составляют множество состояний Q некоторого автомата $R_i^j = \langle A, Q, B, \varphi, \eta \rangle$, который будем называть распознающим автоматом [10]. Здесь множество A - это множество входных сигналов, B - множество выходных сигналов, φ - функция переходов, η - функция выходов. Рассмотрим алгоритм функционирования автомата (вычисления функции переходов), который соответствует процедуре, описанной в п. 1.

Вычислительный цикл (промежуток времени h_i^j , в течение которого проверяются все временные паттерны) распознающего автомата R_i^j начинается с определения начального состояния при помощи управляющего воздействия с верхних уровней иерархии - вектора ожиданий $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$, где τ_s - начало вычислительного цикла. Начальное состояние определяется как подмножество таких временных паттернов F_i^{*j} , которые предсказываются на основе состояния распознающих автоматов верхнего уровня. Константа c_1 определяет порог предсказываемого веса распознаваемых признаков, выше которого соответствующие временные паттерны попадают во множество активных паттернов \hat{F}^* . Далее производится отбор тех матриц предсказания активных временных паттернов, для которых обычное расстояние по норме $\|x\| = \sum_i |x_i|$

первого столбца \bar{z}_1^j от входного вектора \bar{x}_i^j в начальный момент времени не превышает второй константы c_2 . Множество полученных таким образом активных матриц предсказания и является текущим состоянием распознающего автомата. На основе активных матриц предсказания методом голосования вычисляется выходной вектор в начальный момент времени $\bar{x}_i^{j*}(\tau_s)$.

Выходной вектор управления на нижние уровни иерархии $\hat{x}_i^j(\tau_s + 1)$ определяется как нормированный вектор, s -ый компонент которого равен сумме всех s -ых элементов вторых колонок активных матриц предсказания с весами, соответствующими элементам вектора ожиданий $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$. Т. к. используется представление о будущем входном сигнале (вторая колонка матриц предсказания), то $\hat{x}_i^j(\tau_s + 1)$ играет роль предсказывающего вектора для нижних уровней иерархии.

После определения начального состояния начинает выполняться тело основного цикла, в котором до тех пор, пока время не превысит характерное время распознающего автомата h_i^j повторяется вычисление выходного вектора и состояния в следующий момент времени. В начале обновляется состояние, т. е. множество активных матриц предсказания Z^* , за счёт удаления тех матриц, соответствующие столбцы которых достаточно сильно отличаются от текущего входного вектора \bar{x}_i^j . Далее методом голосования по количеству матриц в множестве активных матриц предсказания, отвечающих за соответствующий выходной признак, вычисляется выходной вектор \bar{x}_i^{j*} .

В завершение тела основного цикла вычисляется выходной управляющий вектор ожиданий в следующий момент времени $\hat{x}_i^j(\tau_s + t + 1)$. Как и на этапе определения начального состояния, вектор ожиданий равен нормированному вектору, элементы которого равны сумме элементов столбцов всех активных матриц предсказания, соответствующих текущему моменту времени с учётом весов начального управляющего вектора $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$.

На основе данного автоматного представления работы ИВП становится возможным описать некоторые свойства её работы (например, алгебраические, что было сделано в работе [10]) и создать более эффективный алгоритм работы после прохождения этапа обучения.

4. Эксперимент

В ходе выполнения проекта нами разработан прототип программной системы по проведению экспериментов с иерархической временной памятью (рис. 2). Алгоритмы обучения иерархической временной памяти и её работы реализованы на языке Java. Собственная реализация данных алгоритмов требовалась для их дальнейшей модификации и изучения. За основу было взято классическое описание работы ИВП [7].

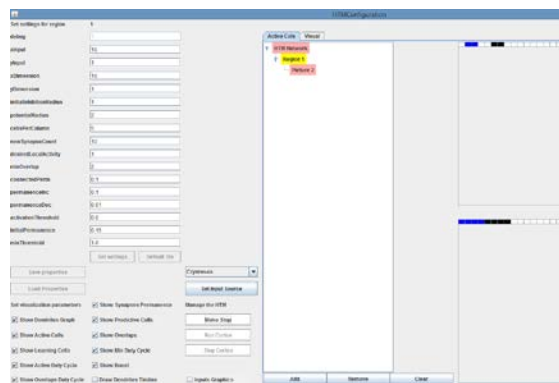


Рисунок 2 – Окно среды моделирования иерархической временной памяти

Для проверки корректности реализации нами были разработаны тесты. Одним из тестов временного кластеризатора стал эксперимент, который заключается в подаче на вход первого региона сети последовательности, состоящей из группы единичных битов, сдвигаемых на равное расстояние во времени (рис. 3).

В верхней части рис. 3 показана последовательность состояний колонок региона во времени. Черным цветом выделены активные колонки, синим – колонки, имеющие клетки в состоянии предсказания. В нижней части рисунка показана последовательность входных данных, поступающих на вход региона. Черным цветом показаны единичные биты в массиве входных данных, синим – элементы входных данных предсказанные

сеть. При этом выбрана простая схема отображения данных на проксимальные сегменты колонок региона – каждой колонке соответствует непрерывный интервал на массиве входных данных. Центры интервалов равномерно распределены по массиву (в текущей версии системы требуется, чтобы длина входных данных и число колонок были кратны), а размер интервала определяется параметром сети (радиусом потенциальных синапсов проксимального дендрита, в примере на рис. 3 значение этого параметра равно 2, поэтому длина интервала равна 5).

Состояния колонок слоя сети

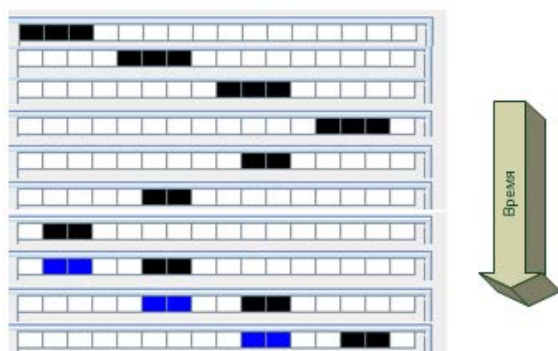


Рисунок 3- Результаты теста временного кластеризатора ИВП.

Как можно видеть на рис. 3 первое же повторение входных данных привело к появлению клеток в состоянии предсказания.

Заключение

В работе была описана модель одного из когнитивных процессов – восприятия - с помощью известного алгоритма обучения – иерархической временной памяти. Была показана возможность описания результатов обучения ИВП на языке теории автоматов. Была создана экспериментальная программная система для работы с ИВП, проведены модельные эксперименты.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проекты №14-07-31194 и №15-07-06214.

Литература

1. *BICA Society*. BICA Society.— 2015.— URL: <http://bicasociety.org> (дата обращения: 01.03.2015).
2. *Deng L., Yu D.* Deep Learning: Methods and Applications // *Foundations and Trends in Signal Processing*. - 2014. - Vol. 7, no. 3-4. - P. 197-387.
3. *Koutnik J., Snorek M.* Temporal Hebbian Self-Organizing Map for Sequences // *Artificial Neural Networks - ICANN 2008*.- Berlin : Springer, 2008.- P. 632-641.
4. *Rawlinson D., Kowadlo G.* Generating adaptive behaviour within a memory-prediction framework. // *PloS one*.- 2012.- Vol. 7, no. 1.- P. e29264.
5. *Carpenter G., Grossberg S.* A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine // *Comput. Vision, Graph. Image Process.*- 1987.- Vol. 37.- P. 54–115.
6. *Hawkins J., George D., Niemasik J.* Sequence memory for prediction, inference and behaviour. // *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences.*- 2009.- Vol. 364.- P. 1203-1209.
7. *Numenta*. HTM White Paper.— 2015.— URL: <http://numenta.org/htm-white-paper.html>(дата обращения: 01.03.2015).
8. *George D., Hawkins J.* Towards a mathematical theory of cortical micro-circuits // *PLoS Computational Biology*.- 2009.- Vol. 5, no. 10.- P. 1-26.
9. *Johnson S.* Hierarchical clustering schemes // *Psychometrika*.- 1967. – Vol. 32. – P. 241–254.
10. *Панов А. И.* Алгебраические свойства операторов распознавания в моделях зрительного восприятия // *Машинное обучение и анализ данных*.— 2014.— № 7.— С. 863–874.